
ANALISIS DAN SIMULASI PERUBAHAN WARNA DAUN BERDASARKAN FAKTOR CUACA DENGAN PYTHON

Pradipta Kusuma Yudha¹

¹Master of Physics Study Program Universitas Negeri Semarang, Kota Semarang.

*Email korespondensi: pradiptay951@students.unnes.ac.id

ABSTRAK

Studi ini menyajikan analisis dan simulasi perubahan warna daun yang dipengaruhi oleh faktor cuaca dan perawatan tanaman menggunakan pemrograman Python. Tiga jenis tanaman *Mangifera Indica* (Mangga), *Cordyline Fruticosa* (Andong), dan *Prunus Serrulata* (Sakura). Dimodelkan untuk mencerminkan variasi warna daun dalam kondisi musim yang berbeda: Kering, Hujan, Musim Gugur, dan Dingin. Simulasi ini menggabungkan data sekunder termasuk curah hujan, penyinaran sinar matahari, temperatur suhu, kelembaban. Visualisasi dikembangkan menggunakan pustaka PyGame, menggabungkan animasi pertumbuhan pohon dari biji hingga dewasa dengan Nilai RGB cuaca dinamis untuk mewakili dedaunan yang sehat, stres, atau pikun. Selain itu, diagram batang RGB terpisah memvisualisasikan komposisi warna daun setiap tanaman di sepanjang musim. Model ini bertujuan untuk mendukung pendidikan lingkungan dan pemantauan tanaman dengan menunjukkan bagaimana faktor eksternal memengaruhi kesehatan tanaman melalui simulasi visual yang menarik

Kata kunci: Warna Daun; Simulasi Pertumbuhan Tanaman; Visualisasi RGB; *Python*.

PENDAHULUAN

Tumbuhan menunjukkan berbagai macam perubahan fenotipik sebagai respons terhadap kondisi lingkungan, dengan warna daun menjadi salah satu indikator kesehatan tumbuhan yang paling terlihat dan informatif. Variasi warna ini merupakan hasil dari proses fisiologis yang kompleks seperti degradasi klorofil, akumulasi karotenoid, dan sintesis antosianin, yang diatur oleh isyarat lingkungan termasuk cahaya, suhu, dan ketersediaan air. Saat musim berganti, tumbuhan menyesuaikan aktivitas metabolismenya, dan ini sering kali tercermin melalui perubahan progresif pada pigmentasi daun (U. Lee *et al.*, 2018). Transisi ini tidak hanya menandakan stres internal atau tahap pertumbuhan, tetapi juga berfungsi sebagai penanda fenomena ekologi seperti pergeseran fenologis, variabilitas iklim, dan interaksi tumbuhan-lingkungan.

Dalam beberapa tahun terakhir, minat telah tumbuh dalam penggunaan teknologi untuk mengamati dan mensimulasikan perubahan ini dengan cara yang tidak invasif dan dinamis. Sistem fenotipe throughput tinggi (HTP) telah muncul sebagai alat yang ampuh dalam ilmu tanaman, yang memungkinkan para peneliti untuk mengumpulkan sejumlah besar data sifat tanaman dengan cepat dan akurat. Melalui integrasi teknologi pencitraan, platform HTPS dapat menilai pola warna, luas daun, dan morfologi, menawarkan gambaran yang lebih lengkap tentang perkembangan tanaman (U. Lee *et al.*, 2018). Imajinasi RGB, khususnya, telah mendapatkan popularitas karena kesederhanaan dan keterjangkauannya. Model warna ini memungkinkan ekstraksi komponen merah, hijau, dan biru dari citra daun, yang kemudian dapat digunakan untuk melacak perubahan fisiologis, termasuk penuaan, status nutrisi, dan respons stres (Madhavi *et al.*, 2022).

Pada konteks warna daun, analisis RGB telah terbukti berkorelasi kuat dengan kandungan klorofil dan aktivitas fotosintesis. Misalnya, daun yang lebih hijau sering kali menunjukkan konsentrasi klorofil yang tinggi dan pertumbuhan yang aktif, sedangkan daun yang menguning atau mengerut dapat menandakan kekurangan nutrisi, penuaan, atau stres lingkungan. Penerapan indeks RGB di lapangan dan rumah kaca telah memungkinkan ilmuwan tanaman menjadi terlihat oleh mata manusia (Madhavi *et al.*, 2022). Hal ini menjadikan visualisasi berbasis RGB sebagai alat yang berharga untuk penelitian dan pengambilan keputusan praktis di bidang pertanian, hortikultura, dan kehutanan.

Integrasi pemodelan komputasional lebih jauh memperluas kegunaan fenotipe dengan memungkinkan peneliti untuk merangsang respons biologis dalam kondisi yang terkendali (Zhou *et al.*, 2017) menunjukkan bahwa segmentasi daun dan pemodelan berbasis gambar dapat diotomatisasi untuk mengidentifikasi daerah daun dan memantau perubahan fenotipe tanaman. Dengan mensimulasikan variabel lingkungan dan sifat tanaman, sistem tersebut dapat memberikan wawasan prediktif ke dalam perkembangan tanaman dan menginformasikan strategi pengelolaan. Simulasi ini sangat efektif bila dikombinasikan dengan elemen visual seperti animasi dan transisi warna, yang membantu menggambarkan proses biologis abstrak dengan cara yang intuitif dan mudah diakses (Pradal *et al.*, 2008).

Stresor lingkungan seperti kekeringan, curah hujan yang berlebihan, ketidakseimbangan nutrisi, dan tekanan hama diketahui memengaruhi warna daun dengan mengubah jalur fisiologis dan biokimia pada tanaman. Menurut (Batool *et al.*, 2022), faktor stres ini memengaruhi produksi pigmen, aktivitas stomata, dan hubungan air, yang menyebabkan perubahan warna yang terlihat atau penuaan dini. Menangkap dan mensimulasikan efek ini secara akurat penting untuk deteksi stres dini, pemantauan tanaman, dan pendidikan lingkungan. Visualisasi yang menggunakan data lingkungan yang memberikan pemahaman yang lebih komprehensif tentang dinamika kesehatan tanaman dan dapat memenuhi kebutuhan akademis dan praktis (Xu *et al.*, 2025)

Studi ini mengusulkan kerangka simulasi berbasis Python yang memodelkan perubahan warna daun pada tiga spesies tanaman. *Mangifera Indica* (Mangga), *Cordyline Fruticosa* (Andong), dan *Prunus Serrulata* (Sakura) berdasarkan variasi musiman dan masukan perawatan. Menggunakan pustaka Pandas, NumPy, Matplotlib, Scikit-learn, dan Seaborn (Klopfenstein *et al.*, 2018). Simulasi memvisualisasikan perkembangan tanaman di empat musim (kering, hujan, musim gugur, dan dingin), mengintegrasikan data sekunder seperti curah hujan, penyinaran sinar matahari, kelembapan, dan temperatur suhu. Perubahan warna daun direpresentasikan melalui modulasi RGB dinamis, didukung oleh animasi lingkungan seperti hujan, salju, dan angin. Dengan menggabungkan fisiologi tanaman, simulasi cuaca, dan visualisasi RGB, model ini menawarkan alat pendidikan dan analitis untuk memahami bagaimana kondisi eksternal memengaruhi penampilan dan kesehatan tanaman.

METODE PENELITIAN

Python adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi dan sumber terbuka yang banyak digunakan dalam penelitian ilmiah karena mudah dibaca, serbaguna, dan memiliki ekosistem pustaka yang luas. Dalam pemodelan komputasional dan simulasi berbasis data, Python menyediakan alat yang tangguh untuk komputasi numerik (NumPy), manipulasi data (Pandas), pembelajaran mesin (Scikit-learn), visualisasi data (matplotlib, seaborn). Modularitasnya memungkinkan pengembangan eksperimen yang dapat direproduksi dan simulasi dinamis secara efisien. Python dipilih sebagai bahasa utama pada Gambar 1.



Gambar 1. Software Python

Metode ini mengadopsi pendekatan simulasi komputasional dalam kerangka deskriptif kuantitatif, yang bertujuan untuk memodelkan dan menganalisis perubahan warna daun berdasarkan faktor lingkungan, khususnya cuaca. Simulasi ini dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman Python, yang mengintegrasikan kumpulan data cuaca sekunder dengan prinsip fisiologi tanaman yang terkait dengan transformasi warna daun. Pendekatan pemodelan ini dipilih karena kemampuannya untuk memberikan representasi visual dan prediktif yang dinamis tentang perubahan dan pertumbuhan daun musiman pada berbagai jenis tanaman.

Objek Tanaman dan Desain Simulasi

Simulasi ini berfokus pada tiga spesies tanaman yang umum ditemukan di lingkungan tropis dan subtropis:

- Mangga (*Mangifera Indica*) tanaman berkayu berdaun lebar dengan dedaunan hijau dominan.
- Andong (*Cordyline Fruticosa*) tanaman dengan daun kemerahan hingga ungu, sensitif terhadap variasi iklim.
- Sakura (*Prunus Serrulata*) tanaman musiman yang dikenal karena perubahan warna daun yang drastis selama musim gugur dan musim dingin.

Simulasi dilakukan dalam empat kondisi musiman yang umumnya memengaruhi fisiologi tanaman; kering, hujan, musim gugur, dan dingin. Respons fisiologis setiap tanaman, terutama dalam hal warna dan pertumbuhan, dimodelkan dalam kaitannya dengan variabilitas cuaca musiman.

Pengumpulan dan Penyiapan Data

Penelitian ini menggunakan data cuaca sekunder dari laporan meteorologi dan pertanian nasional, yang mencakup tahun 2020 hingga 2023. Data tersebut meliputi:

- Curah Hujan (mm)
- Suhu Harian Rata-rata (°C)
- Kelembaban Harian Rata-rata (%)
- Penyinaran Sinar Matahari (Hours/days)

Kumpulan data dikompilasi dalam Excel dan diproses menggunakan pustaka pandas Python. Pembersihan dan praproses melibatkan penghapusan nilai nol, penanganan outlier, dan standarisasi unit pengukuran. Data terstruktur digabungkan menjadi kumpulan data terpadu yang selaras dengan atribut temporal (bulan dan musim) untuk digunakan dalam simulasi lebih lanjut.

Kerangka Pemodelan dan Simulasi

Simulasi terdiri dari tiga modul utama:

1. Model Prediksi Warna Daun RGB

- Objektif, memprediksi nilai warna daun RGB berdasarkan masukan lingkungan.
- Fitur Masukan: curah hujan, suhu, kelembapan, dan sinar matahari.
- Model pembelajaran mesin yang diterapkan: Regresi Linier, Regresi Vektor Dukungan (SVR), Regresi Pohon Keputusan, Regresi RANSAC, dan Regresi AdaBoost dari paket scikit-learn.
- Performa dievaluasi menggunakan *Mean Squared Error* (MSE) dan hasilnya divisualisasikan dengan membandingkan warna RGB daun aktual dengan prediksi di berbagai musim.

2. Simulasi dan Visualisasi Pertumbuhan Daun

Parameter yang Disimulasikan:

- Proyeksi Luas Daun Per Genotipe
- Rata-rata Pertumbuhan Daun
- Pertumbuhan Luas Daun Berdasarkan Perlakuan Cahaya
- Tiga Genotipe (G1, G2, G3) ditetapkan untuk mewakili variabilitas genetik
- Rumus empiris digunakan untuk menghitung setiap parameter berdasarkan faktor cuaca, dan hasilnya divisualisasikan menggunakan grafik pertumbuhan multi-panel untuk mencerminkan simulasi selama 30 hari.

3. Peta Prediksi Pewarnaan Daun Spasial

Pemetaan geografis disimulasikan untuk menunjukkan tanggal pewarnaan daun yang diamati dan diprediksi menggunakan plot sebaran spasial. Koordinat geografis acak (lintang dan bujur) di seluruh wilayah Indonesia ditetapkan. Tiga peta dihasilkan:

- Tanggal pewarnaan aktual yang diamati (DOY)
- Tanggal pewarnaan yang diprediksi
- Peta perbedaan antara prediksi dan pengamatan

4. Perangkat Lunak dan Lingkungan Komputasi

- Bahasa Pemrograman: Python 3.10.2
- Platform Pengembangan: Visual Studio Code
- Pustaka dan alat utama:
 - Pandas, Numpy untuk penanganan data dan komputasi numerik

- Matplotlib, Seaborn untuk pembuatan plot dan analisis visual
- Scikit-learn untuk pemodelan regresi

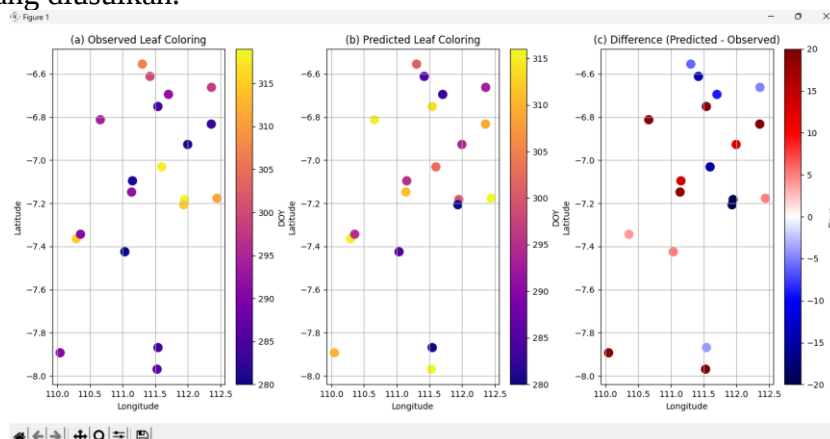
5. Reproduksi dan Validasi

Untuk memastikan reproduktifitas dan ketahanan model. Semua variabel dan format data distandarasi dan didokumentasikan, basis kode dimodularisasi untuk pengujian independen setiap komponen simulasi. Simulasi diinisialisasi menggunakan benih acak tetap (`np.random.seed`) untuk hasil yang konsisten.

Desain metodologi ini menyediakan kerangka kerja yang dapat diskalakan dan diadaptasi untuk mensimulasikan fisiologi daun di bawah pengaruh lingkungan yang beragam, berpotensi berlaku untuk studi lebih lanjut dalam fenotipe tanaman, analisis pertanian, atau pemodelan dampak iklim.

HASIL DAN PEMBAHASAN

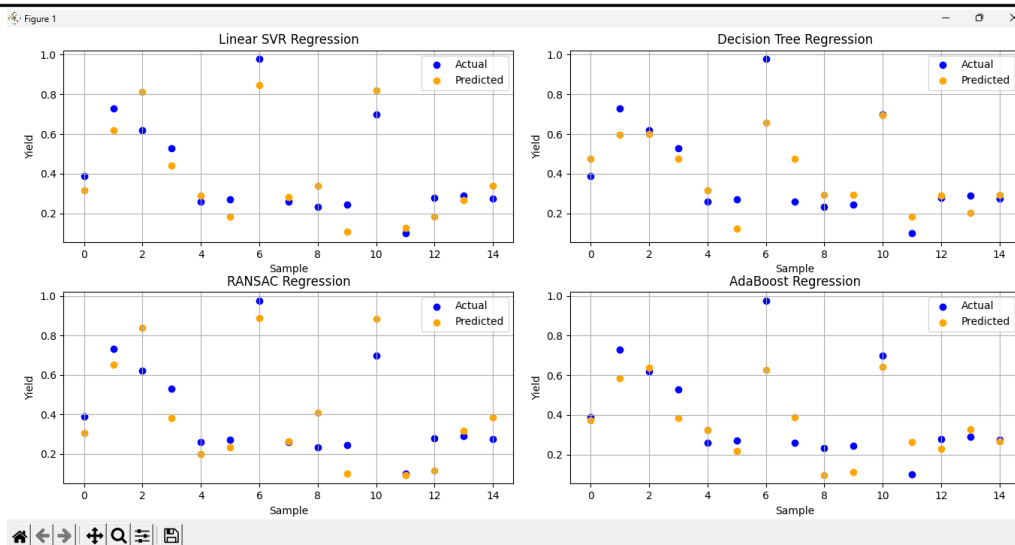
Hasil penelitian ini disajikan dalam bentuk visualisasi data simulasi, kinerja prediksi kuantitatif, dan fenotipe tanaman spasial dan musiman. Pembahasan mengintegrasikan hasil ini dengan temuan dari literatur sebelumnya untuk mengevaluasi validitas dan implikasi dari model dan metode yang diusulkan.



Gambar 2. Pewarnaan Daun yang Diamati vs Diprediksi dan Pemetaan Kesalahan Spasial

Pada gambar 2 mengilustrasikan hasil pengamatan (a), prediksi (b), dan perbedaan (c) pada tanggal pewarnaan daun di seluruh koordinat geografis. Prediksi umumnya cocok dengan pengamatan dalam ± 10 hari, meskipun perbedaan di beberapa wilayah mungkin disebabkan oleh variabilitas iklim mikro atau data fenologi historis yang tidak lengkap. Hal ini konsisten dengan (S. Lee *et al.*, 2022), yang memodelkan tanggal pewarnaan daun musim gugur berdasarkan faktor lingkungan dan menekankan pentingnya memperhitungkan tahap musim sebelumnya dalam meningkatkan akurasi prediksi.

Gambar 3. menyajikan perbandingan hasil prediksi versus hasil aktual menggunakan model regresi: SVR Linier, Pohon Keputusan, RANSAC, dan AdaBoost. Hasilnya menunjukkan bahwa tidak ada model yang dapat secara sempurna mencocokkan nilai hasil aktual, tetapi RANSAC dan AdaBoost menunjukkan perkiraan yang lebih dekat di seluruh sampel.



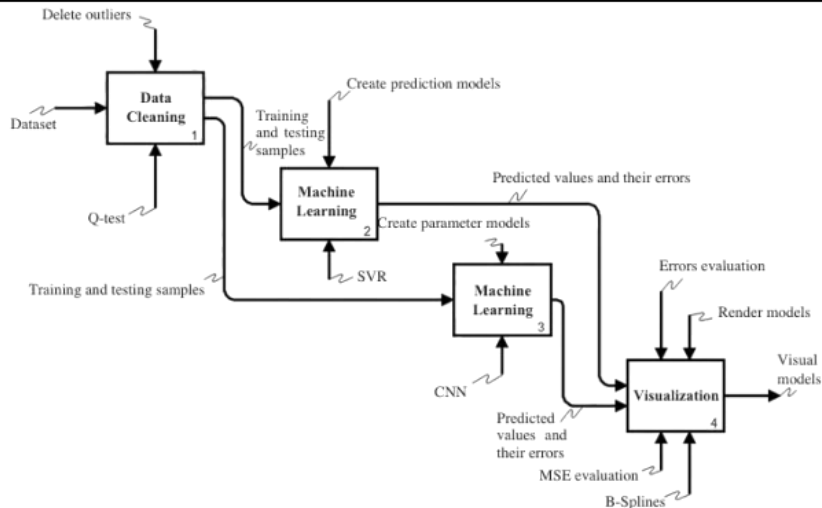
Gambar 3. Perbandingan Model Pembelajaran Mesin untuk Prediksi Hasil.

Hasil ini selaras dengan karya (Batoool *et al.*, 2022), yang menunjukkan bahwa model hibrida berbasis pembelajaran mesin menunjukkan hasil yang menjanjikan dalam memprediksi sifat tanaman yang kompleks, meskipun kinerja model sangat bergantung pada kualitas data dan pemilihan fitur.

Tabel 1. Data-Data Pendukung Berdasarkan Faktor Cuaca

(Sumber: Badan Pusat Statistik Indonesia, 2024)

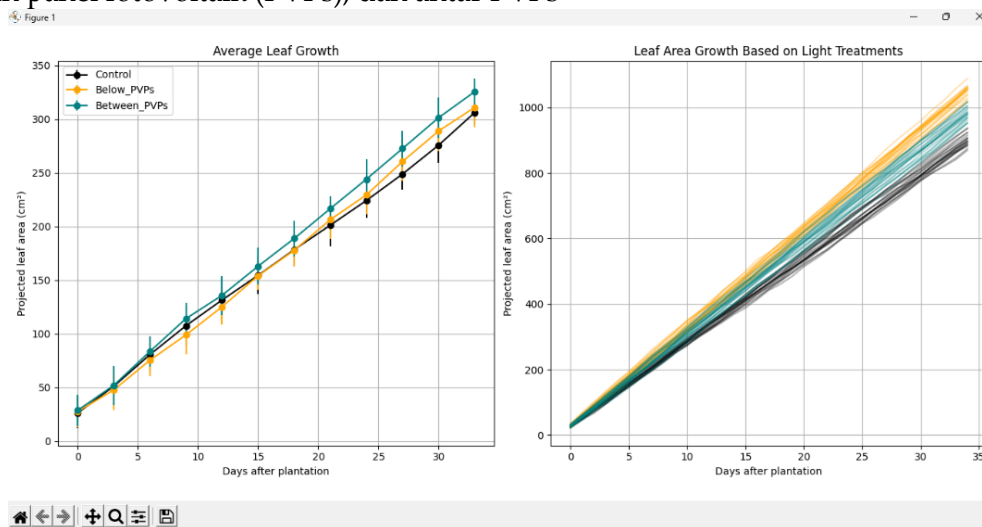
No.	Months	Rainfall (mm)		Average Humadity		Sunlight Exposure (%)		Average Temperature (°C)	
		2020	2020	2020	2023	2020	2023	2023	2020
1.	January	68,9	227	81	87	37	3	24,7	22,8
2.	February	163,4	143	81	88	43,5	4	24,2	22,6
3.	March	139,2	143	79	89	54	4,3	24,3	22,6
4.	April	211,4	194	81	88	51,9	5	24,9	23,3
5.	May	353,9	255	80	87	50,2	4,8	25,8	23,8
6.	June	102,5	226	82	88	55,7	4,9	24,8	23,2
7.	July	135,1	105	83	85	57	4,9	24,3	23,3
8.	August	76,6	14	80	82	68	6,5	24,7	23,5
9.	September	230,2	50	80	79	52,3	6,8	24,8	23,4
10.	October	229,6	61	81	81	44,6	5,5	24,8	23,7
11.	November	127,1	228	79	88	52,2	4,1	25,2	23,6
12.	December	298,3	151	80	89	35,8	3,3	25	23,5



Gambar 4. Diagram Alir Prosedur Penelitian

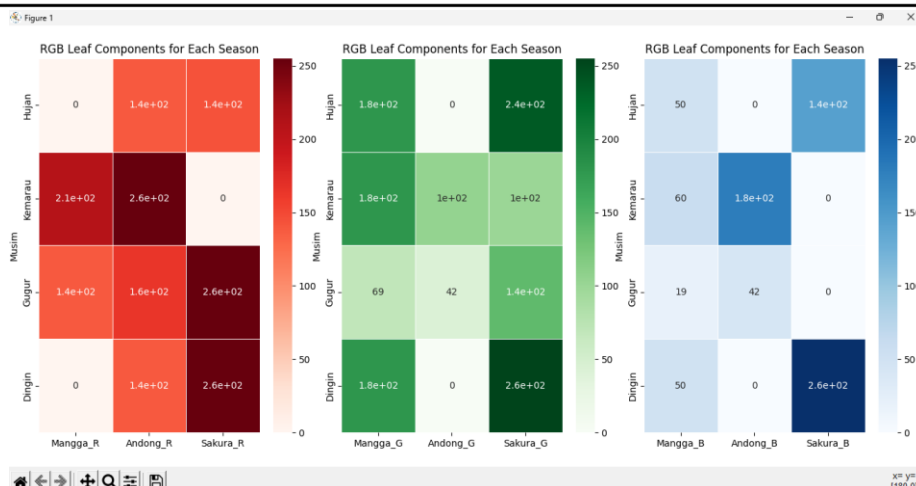
(Sumber: Yi *et al.*, 2020)

Gambar 5. Membandingkan rata-rata perluasan luas daun pada kondisi cahaya: kontrol, di bawah panel fotovoltaik (PVPs), dan antar PVPs



Gambar 5. Efek Perlakuan Cahaya Pada Perluasan Luas Daun

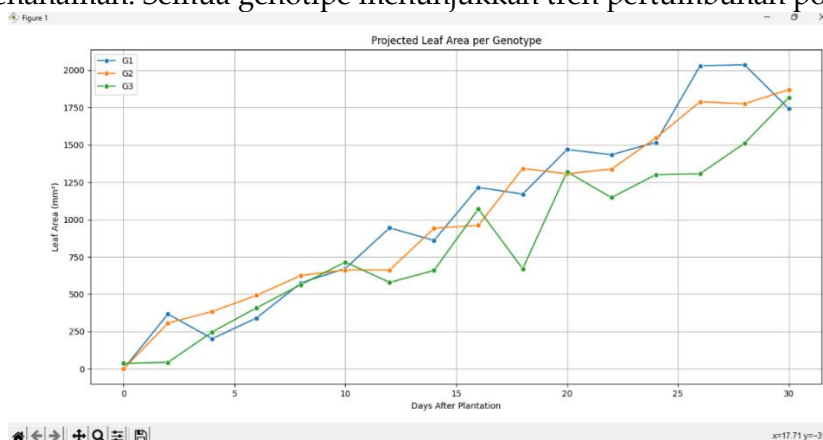
Tanaman yang tumbuh di antara PVP menunjukkan luas daun yang diproyeksikan tertinggi, yang menunjukkan efisiensi penggunaan cahaya dan adaptasi yang lebih baik terhadap naungan parsial. Hal ini mendukung temuan (Valle *et al.*, 2017), yang meneliti dampak kualitas dan kuantitas cahaya pada pertumbuhan tanaman vegetatif dan menyimpulkan bahwa manipulasi cahaya yang strategis dapat meningkatkan perkembangan tajuk tanaman. Pada gambar 6. Menampilkan komponen RGB warna daun lintas musim untuk spesies Mangga, Andong, dan Sakura.



Gambar 6. Peta Panas Variasi Warna Daun Musiman Berbasis RGB

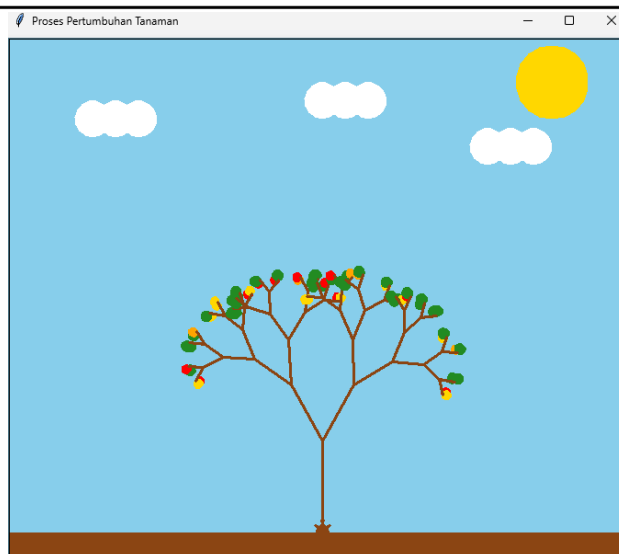
Sakura menunjukkan nilai merah dan biru yang lebih tinggi pada musim yang lebih dingin karena akumulasi antosianin. Sebaliknya, Mangga dan Andong mempertahankan nilai hijau dan merah yang lebih tinggi pada musim hujan dan kemarau, yang mencerminkan respons tropis terhadap curah hujan dan cahaya. Pengamatan ini selaras dengan hasil fenotipe yang disajikan dalam (Madhavi *et al.*, 2022), yang mengonfirmasi relevansi analisis RGB digital untuk memantau respons fisiologis tanaman di seluruh variasi iklim.

Gambar 6. menunjukkan proyeksi luas daun dari tiga genotipe (G1, G2, G3) selama 30 hari setelah penanaman. Semua genotipe menunjukkan tren pertumbuhan positif.



Gambar 7. Proyeksi Luas Daun oleh Genotipe

G1 menunjukkan pertumbuhan paling konsisten dan tertinggi, diikuti oleh G2 dan G3. Fluktuasi kurva pertumbuhan G3 menunjukkan sensitivitas yang lebih besar terhadap variabel lingkungan atau sifat khusus genotipe. Tren ini memvalidasi penggunaan fenotipe berbasis gambar seperti yang dibahas oleh (Zhou *et al.*, 2017), yang menekankan peran perangkat lunak seperti Leaf-GP dalam kuantifikasi luas daun otomatis menggunakan kumpulan data gambar untuk mengidentifikasi variasi fenotipe dari waktu ke waktu.



Gambar 8. Simulasi Animasi Proses Pertumbuhan Tanaman 3D

Pada gambar 8. menjelaskan bahwa simulasi berhasil memvisualisasikan proses pertumbuhan alami pohon dalam bentuk 3D menggunakan pustaka pygame yang berlangsung melalui beberapa tahap, mulai dari perkembangan akar, batang, pembentukan cabang, hingga munculnya daun, bunga, dan buah. Struktur pohon menggambarkan adanya pola pertumbuhan vegetatif (batang dan daun) dan pertumbuhan generatif (bunga dan buah).

KESIMPULAN

Studi ini memfokuskan pada efektivitas penggabungan fenotipe berbasis gambar, analisis RGB, dan pembelajaran mesin dalam pemodelan pertumbuhan tanaman dan perilaku musiman di berbagai konteks lingkungan. Genotipe G1 menunjukkan perluasan daun yang unggul dan stabil, yang menggarisbawahi pentingnya sifat genetik dalam kinerja pertumbuhan dan pemilihan varietas. Di antara model pembelajaran mesin yang diuji, RANSAC dan AdaBoost berkinerja lebih andal dalam memprediksi hasil, yang menunjukkan bahwa algoritme tingkat lanjut lebih tangguh terhadap kebisingan lingkungan dan kompleksitas biologis.

Meskipun demikian, pengoptimalan model lebih lanjut diperlukan. Simulasi pewarnaan daun menggunakan nilai RGB berhasil mencerminkan perubahan fisiologis yang khas pada tanaman tropis dan subtropis. Hasil ini mengonfirmasi keakuratan model dalam menangkap respons musiman dan mendukung penggunaannya dalam memvisualisasikan adaptasi tanaman terhadap variabel iklim. Pemodelan spasial fenologi menggunakan masukan geografis dan iklim mengungkapkan potensi yang kuat untuk aplikasi skala regional, terutama ketika diintegrasikan dengan data sensor atau satelit.

DAFTAR PUSTAKA

- Batool, D., Shahbaz, M., Asif, H. S., Shaukat, K., Alam, T. M., Hameed, I. A., Ramzan, Z., Waheed, A., Aljuaid, H., & Luo, S. (2022). *Simulation Models and Machine Learning*. 1,3-4.
- Klopfenstein, D. V., Zhang, L., Pedersen, B. S., Ramírez, F., Vesztrocy, A. W., Naldi, A., Mungall, C. J., Yunes, J. M., Botvinnik, O., Weigel, M., Dampier, W., Dessimoz, C., Flick, P., & Tang, H. (2018). GOATOOLS: A Python library for Gene Ontology analyses. *Scientific Reports*, 8(1), 1–17. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-28948-z>
- Lee, S., Jeong, S., Park, C. E., & Kim, J. (2022). A Simple Method of Predicting Autumn Leaf Coloring Date Using Machine Learning with Spring Leaf Unfolding Date. *Asia-Pacific Journal of Atmospheric Sciences*, 58(2), 219–226. <https://doi.org/10.1007/s13143-021-00251-4>
- Lee, U., Chang, S., Putra, G. A., Kim, H., & Kim, D. H. (2018). An automated, high-throughput plant phenotyping system using machine learning-based plant segmentation and image Lee, U., Chang, S., Putra, G. A., Kim, H., & Kim, D. H. (2018). An automated, high-throughput plant phenotyping system using machine learning-. *PLoS ONE*, 1–17.
- Madhavi, B. G. K., Basak, J. K., Paudel, B., Kim, N. E., Choi, G. M., & Kim, H. T. (2022). Prediction of Strawberry Leaf Color Using RGB Mean Values Based on Soil Physicochemical Parameters Using Machine Learning Models. *Agronomy*, 12(5). <https://doi.org/10.3390/agronomy12050981>
- Pradal, C., Dufour-Kowalski, S., Boudon, F., Fournier, C., & Godin, C. (2008). OpenAlea: A visual programming and component-based software platform for plant modelling. *Functional Plant Biology*, 35(10), 751–760. <https://doi.org/10.1071/FP08084>
- Valle, B., Simonneau, T., Boulord, R., Sourd, F., Frisson, T., Ryckewaert, M., Hamard, P., Brichet, N., Dauzat, M., & Christophe, A. (2017). PYM: A new, affordable, image-based method using a Raspberry Pi to phenotype plant leaf area in a wide diversity of environments. *Plant Methods*, 13(1), 1–17. <https://doi.org/10.1186/s13007-017-0248-5>
- Xu, Y., Tao, Y., Ye, C., Xiao, D., Chen, S., Chu, G., Xu, C., & Huang, J. (n.d.). Model establishment and feature parameter extraction to capture rice leaf color-changing variations during the later reproductive period. *Journal of Integrative Agriculture*, 1–14. <https://doi.org/10.1016/j.jia.2025.03.011>
- Yi, W., Dai, S., Jiang, Y., Yuan, C., & Yang, L. (2020). Computer-aided Visual Modeling of Rice Leaf Growth Based on Machine Learning. *Proceedings of 2020 23rd International Conference on Soft Computing and Measurements, SCM 2020*, 226–229. <https://doi.org/10.1109/SCM50615.2020.9198773>
- Zhou, J., Applegate, C., Alonso, A. D., Reynolds, D., Orford, S., Mackiewicz, M., Griffiths, S., Penfield, S., & Pullen, N. (2017). Leaf-GP: An open and automated software application for measuring growth phenotypes for arabidopsis and wheat. *Plant Methods*, 13(1), 1–17. <https://doi.org/10.1186/s13007-017-0266-3>